

Classificação de Assimetria em Lesões de Pele por meio de Imagens usando Máquina de Vetor de Suporte

Roberta B. Oliveira, Carlos R. D. Caldas Júnior, Rodrigo C. Guido, Norian Marranghello, Aledir S. Pereira

Departamento de Ciências de Computação e Estatísticas / Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, UNESP, R. Cristóvão Colombo, 2265, 15054-000, São José do Rio Preto, Brasil
robbyoliveira1@gmail.com, crdutrajr@gmail.com, guido@ibilce.unesp.br, norian@ibilce.unesp.br, aledir@ibilce.unesp.br

Alex F. de Araujo, João Manuel R. S. Tavares
Instituto de Engenharia Mecânica e Gestão Industrial / Faculdade de Engenharia, Universidade do Porto, Roberto Frias s/n, 4200-465, Porto, Portugal
fa.alex@gmail.com, tavares@fe.up.pt

Ricardo B. Rossetti
Clínica DERM, Av. José Munia, 5950, 15059-000, São José do Rio Preto, Brasil
rbrossetti2010@hotmail.com

Abstract

The increased occurrence of cancer cases over the years and the importance of prevention work motivated the development of this work. It aim is help the dermatologist in the diagnosis of skin lesions, providing information about the characteristics of asymmetry of ABCD rule (Asymmetry, Edge, Color and Diameter), widely used in the initial examination to determine if a lesion is malignant or no. To do so, are extracted from scanned images of the asymmetric features of the lesion, and classified as symmetrical or asymmetrical, through a Support Vector Machine (SVM). This process is used an anisotropic diffusion filter to soften the image and the model of active contour without edge (Chan-veze) to segment them. Thus, allows to define the contour of the lesion so that can be extracted their characteristics of asymmetry, used as input in the smart classifier.

Keyword: Support Vector Machine, Feature extraction of asymmetry, Chan-veze and Anisotropic Diffusion.

1. Introdução

Há um grande interesse no desenvolvimento de sistemas inteligente para análise de lesões de pele, que auxiliam o dermatologista, na prevenção contra o desenvolvimento de lesões malignas, considerando o aumento de casos que vem ocorrendo, conforme apresentado na estimativa de incidência de câncer no Brasil, para o ano de 2012 e também em 2013, realizada pelo Instituto Nacional de Câncer (INCA) [11]. O câncer

de pele corresponde a 25% dos tumores malignos registrados no país, onde o tipo não melanoma é o tumor de maior incidência na população, sendo estimados 134.170 casos novos no período. O melanoma é o tumor de pele mais agressivo, que apresenta um alto índice de mortalidade, apesar de ser um dos tipos de câncer menos frequente, representando apenas 4% (6.230 casos).

O diagnóstico dermatológico tem como finalidade detectar o câncer precocemente, pois há grandes chances de cura. Inicialmente, o dermatologista realiza o exame físico no paciente, em busca de lesões na pele, além de analisar seu histórico pessoal e familiar [5]. Logo as lesões encontradas são examinadas clinicamente, utilizando primeiramente a técnica de análise das características, para então diagnosticá-las e tratá-las [16]. Para facilitar este processo, os dermatologistas podem dispor de sistemas inteligentes, que analisam as características das lesões de forma mais precisa, utilizando imagens digitais, obtidas pelo mesmo, para auxiliar no seu diagnóstico.

A finalidade do desenvolvimento deste trabalho é classificar a característica de assimetria das lesões de pele, conforme estabelecido na regra ABCD (Assimetria, Borda, Cor e Diâmetro), a partir de imagens digitais utilizando máquina de vetor de suporte (SVM – *Support Vector Machine*). Para isso foi realizada a extração das características referentes a assimetria, que são utilizadas pelo classificador para identificar se a lesão é simétrica ou assimétrica. A disponibilização da classificação da característica “assimetria” ao dermatologista tem por objetivo auxiliá-lo no seu diagnóstico.

O artigo é organizado da seguinte maneira: Na seção 2 são apresentados alguns dos trabalhos desenvolvidos, com

diferentes focos de classificação de lesões de pele. Na seção 3 é feita uma abordagem as lesões de pele, considerando a importância do assunto, que motivou a pesquisa. Na seção 4 são apresentados os materiais, bem como a metodologia utilizada no desenvolvimento do trabalho. Na seção 5 são discutidos os resultados e na seção 6 a conclusão do trabalho.

2. Trabalhos relacionados

Há diversos trabalhos que propõem métodos automáticos para auxiliar o dermatologista nos seus diagnósticos, utilizando técnicas de processamento de imagens e sistemas inteligentes para detectar e classificar vários tipos de lesões de pele.

Um sistema automático para diagnosticar lesões cutâneas, a partir de imagens dermatoscópicas, sendo a classificação obtida pelo método de limiarização, conforme as características da regra ABCD, foi desenvolvido pelo Rosado [13]. A segmentação é baseada na análise do histograma da imagem, conforme a distribuição de intensidades dos seus *pixels*. Foram utilizadas 44 imagens, para classificar se a lesão é suspeita ou não de ser um melanoma, onde se obteve 70% de acerto para as lesões não suspeitas e 73% para as lesões suspeitas, totalizando 39% de probabilidade de erro. Também foi avaliada a eficácia dos algoritmos para a classificação de cada característica da regra ABCD, utilizando o classificador: K-vizinhos mais próximos. No caso da assimetria o algoritmo classificou corretamente 75% e 80% das imagens completamente simétricas e assimétricas considerando os dois eixos principais a partir do ponto central da lesão, com 39% de probabilidade de erro. O resultado obtido para a extração da borda se mostrou inadequado, atingindo uma probabilidade de erro de 77%. Também houve uma elevada probabilidade de erro na extração da cor, tendo-se 40%. A característica de estruturas diferenciais obteve 32% de probabilidade de erro. Os autores concluíram que é preciso melhorar o modelo para torná-lo uma ferramenta eficaz no diagnóstico de lesões de pele.

Maglogiannis e Doukas [10] apresentam sistemas de visão computacional para caracterização de lesões de pele. Para comparar os diversos classificadores, os autores utilizaram uma base de 1014 nevos displásicos, 2598 de lesões não displásicas e 95 melanomas. As características utilizadas foram extraídas utilizando a regra ABCD e a textura, totalizando 31 características. Foram realizados algoritmos de seleção das características, comparando o desempenho na utilização de 31, 18, 11 e apenas 6 características. O resultado indicou o SVM com melhor desempenho na utilização de todas as características. Foram realizados três experimentos: classificação entre melanoma e nevos, nevos displásicos contra nevos não displásicos e classificação entre as três classes juntas. Para o processo de aprendizado e classificação foram

utilizadas as 31 características e testado vários classificadores. No primeiro experimento o SVM, MRL (*Multinomial Logistic Regression*), LWL (*Locally Weighted Learning*) e o CART tiveram melhor desempenho, tendo 100% de precisão. No segundo experimento, o SVM obteve a melhor precisão, com 76,08%. No terceiro experimento o desempenho foi animador, onde o SVM obteve 77,06% de precisão.

Rahman, Bhattacharya e Desai [12] combinaram diferentes classificadores para o reconhecimento de melanoma em imagens dermatoscópicas, com o intuito de obter melhores resultados. A limiarização foi utilizada para segmentar a imagem, por meio de um limiar iterativo aproximado, que separou a lesão da pele saudável. A partir da imagem segmentada, 128 características de cor e textura foram extraídas, para compor o vetor de características. Para a classificação das lesões de pele foram utilizadas a combinação das técnicas de Máquina de Vetor de Suporte, Probabilidade Máxima Gaussiana (*Gaussian ML – Gaussian Maximum Likelihood*) e o K vizinho mais próximo (*K-NN – K-Nearest Neighbor*). As saídas de cada classificador são agrupadas, utilizando a regra de soma. O resultado final obtido pela soma é utilizado para classificar a imagem em um determinado grupo. Obteve-se 62,50% na classificação de nevos comuns, 77,14% para nevos displásicos e 83,75% para melanomas. Os testes foram realizados em 358 imagens dermatoscópicas, utilizando 40% para treinamento e 60% para testes.

Soares [15] apresentou um método que utiliza as características de cor, forma e textura para análise e classificação das lesões de pele (benigna, melanoma e não-melanoma) utilizando máquina de vetor de suporte. As imagens foram segmentadas pelo algoritmo k-means. Para a classificação das lesões são determinados os vetores de características de textura, cor e forma, por meio dos seus descritores. Estas características extraídas são os elementos de entrada do SVM, para o reconhecimento de padrões. Para os testes foram utilizadas 122 imagens fotográficas, digitais, dermatoscópicas e videodermatoscópicas. No processo de segmentação não foi possível a extração de toda a imagem, devido às condições de luminosidade. Obteve-se um resultado de 92,73% de acertos para melanoma e 86% para as benignas e não-melanoma, utilizando três máquinas para testar cada classe de lesão contra as outras. Para melhorar os resultados desta estratégia tradicional, foram utilizadas mais três Máquinas no caso de empate, que comparam uma quantidade menor de imagens de uma classe com outra, devido à diversificação das imagens de uma mesma classe.

3. Lesões de pele

A pele é responsável pela proteção do corpo, contra vários riscos, como os raios ultravioletas, agentes físicos e

químicos, desidratação e microorganismos. Essa proteção é formada pelas células que se localizam na pele [14]. A pele é constituída por duas camadas: epiderme e derme [5]. A epiderme é a camada mais externa da pele e a derme a mais profunda. Estas duas camadas se encontram sobre a hipoderme, que é um tecido subcutâneo, conforme se visualiza na.

A camada epiderme é classificada como um epitélio pavimentado estratificado ceratinoso¹ e sua função principal é proteger o corpo [5]. Esta camada é composta por vários tipos celulares, uns dos mais importantes são os melanócitos, que são células epiteliais produtoras de melanina, que são responsáveis pelo pigmento da pele, ou seja, a cor da pele dependerá da quantidade de melanina produzida por estas células. Estas células tem como função a proteção da pele contra raios solares.

As lesões na pele são classificadas em benignas e malignas. Nas lesões malignas, as células se dividem sem parar, rapidamente e não morrem, continuam a se proliferar, produzindo novas células anormais, que invadem outros tecidos e podem se espalhar para outra parte do corpo, causando a metástase, que caracteriza um câncer de pele, como o melanoma [9]. No caso das lesões benignas, tais como pintas (nevus comuns ou melanocíticos) e ceratose seborréica, as células têm um comportamento mais organizado do que as lesões malignas, mas algumas delas podem ser consideradas suspeitas (outros tipos de nevus), pois podem se transformar em malignas, então devem ser observadas com atenção. São apresentados na Figura 1 exemplos de nevo melanocítico, ceratose seborréica e melanoma respectivamente, que são utilizadas neste trabalho.

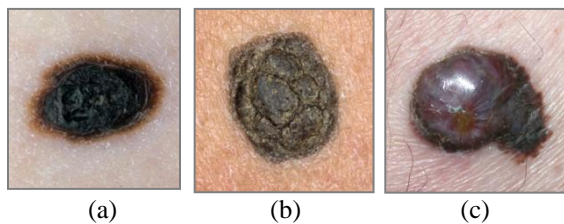


Figura 1. Lesões de pele: (a) nevo melanocítico, (b) ceratose seborréica e (c) melanoma.

4. Materiais e métodos

Aqui se apresenta um método para classificação da assimetria nas lesões de pele em simétrica ou assimétrica, por meio da aplicação do sistema inteligente SVM. Este tem o intuito de auxiliar o dermatologista no diagnóstico das lesões, disponibilizando informações referentes à sua

¹ Formado por um revestimento de camadas de células sobrepostas, onde as células superficiais são achatadas, compondo uma camada rica em ceratina (substância proteica).

assimetria. O método desenvolvido segue a estrutura representada na Figura 2.

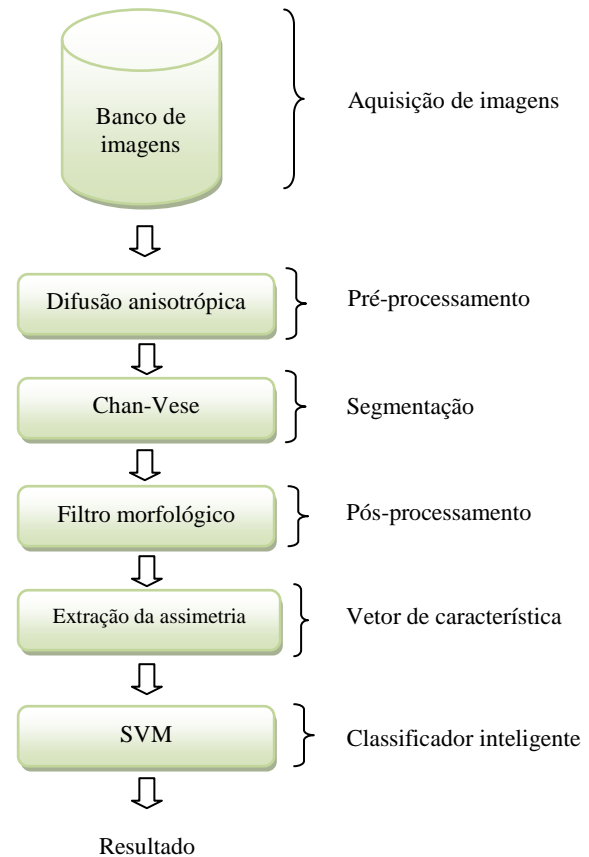


Figura 2. Diagrama do método desenvolvido.

A primeira etapa para o desenvolvimento deste trabalho foi a aquisição de imagens digitais de lesões de pele que foram utilizadas para os testes. A base é formada por imagens dos seguintes bancos: DermAtlas [6] e DermIS [7]. Sendo composta por imagens adquiridas de câmeras fotográficas, do tipo JPG, com dimensões variadas, diferentes aproximações e diversas influências de ruído, tais como, reflexo, linhas da pele e pelos. A base é constituída de 408 imagens, sendo 137 simétricas e 271 assimétricas. As imagens da base utilizadas nos testes foram convertidas de JPG para BMP com 16 bits e para dimensão 200 x 200, para facilitar o processamento das mesmas.

4.1. Pré-processamento

Nesta etapa foi realizada a suavização seletiva nas imagens da base, com o intuito de amenizar os efeitos dos ruídos presentes, como pêlos e linhas da pele, que podem atrapalhar no resultado da segmentação, para isso foi utilizado o filtro de difusão anisotrópica proposto por Barcelos e colaboradores [2]. Na Figura 3 (b) pode ser visto o resultado da suavização em uma imagem contendo

uma lesão do tipo melanoma, onde os ruídos (pêlos) foram amenizados seletivamente.

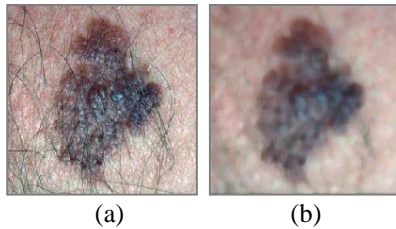


Figura 3. Resultado da suavização: (a) imagem original e (b) imagem suavizada.

4.2. Segmentação

A segmentação das imagens de lesões de pele consiste em separar a região doente da região saudável, as tornando homogêneas, para que as lesões possam ser localizadas. A técnica utilizada para a segmentação das imagens neste trabalho é o modelo de contorno ativo sem borda, baseada em região, proposto por Chan e Vese [4], que é realizado por meio da minimização de energia da curva sobre a imagem.

Depois de realizada a segmentação, é aplicado um filtro morfológico nas imagens binarizadas para tratá-las, eliminando ruídos dentro e fora das regiões segmentadas, devido a definição de bordas falsas pelo método de segmentação, como os reflexos, que não são eliminados no processo de suavização, mas pode ser considerado que não estarão presentes nas imagens quando forem adquiridas corretamente. Os filtros utilizados neste trabalho foram abertura seguida do fechamento, utilizando um elemento estruturante em forma de elipse, com raio quatro, com o intuito de suavizar a borda, além de eliminar os ruídos. Na Figura 4(c) pode se visto o contorno da lesão definido após o processo de segmentação (Figura 4(b)), a partir da imagem suavizada (Figura 4(a)).

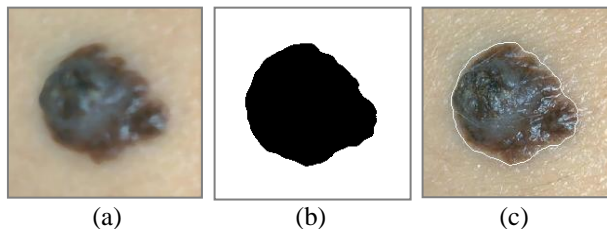


Figura 4. Resultado da extração do contorno da lesão: (a) imagem suavizada, (b) imagem segmentada, (c) contorno sobre a lesão.

4.3. Extração das características de assimetria

As lesões de pele podem ser diferenciadas entre benigna ou maligna, dependendo de suas características, analisadas pelos dermatologistas aplicando a regra ABCD, que são muito utilizadas para analisar lesões de pele a partir de imagens fotográficas.

A característica de Assimetria (A) representa a forma de uma lesão. Uma maneira para medi-la se dá pela definição de um segmento de reta ligando os dois pontos da borda da lesão mais distantes entre si. Esse segmento de reta divide a lesão em duas regiões, as quais são analisadas. Caso sejam muito diferentes, considera-se uma lesão assimétrica, senão, a lesão é considerada simétrica.

A característica de Borda (B) considerada regular representa lesões benignas e borda irregular geralmente definem as lesões malignas.

No caso da característica de Cor (C), as lesões benignas geralmente possuem apenas uma tonalidade e já as malignas possuem várias tonalidades.

A característica de Diâmetro (D), das lesões benignas são menores, até 6 mm e das malignas são iguais ou maiores que 6 mm [5].

Aqui é extraída a característica de assimetria (A) das lesões de pele, referente à regra ABCD. As informações da mesma serão utilizadas como entrada no classificador, para definir se a lesão é simétrica e assimétrica. Na Figura 5 pode ser visto o resultado da aplicação do algoritmo para caracterizar a assimetria, sendo em (a) uma lesão simétrica e em (b) uma lesão assimétrica.

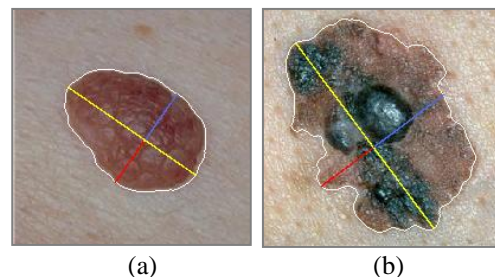


Figura 5. Representação da característica de assimetria: (a) lesão simétrica e (b) lesão assimétrica.

Para extrair as características da assimetria primeiramente é calculada a maior diagonal entre os pontos do contorno da lesão, representados pelos contornos brancos na Figura 5. Calculam-se as distâncias euclidianas [8] entre todos os pares de pixels da borda da lesão e toma-se como diâmetro a quantidade de pixels entre o par com a maior distância encontrada. Dois exemplos da maior diagonal podem ser visto na Figura 5, representadas pelas retas amarelas.

Em seguida, encontram-se as perpendiculares de cada ponto da diagonal maior, referente aos pontos do contorno [1]. Neste processo é estabelecido duas novas retas, como as representadas pela linha azul e a linha vermelha da

Figura 5, que formam uma perpendicular de um determinado ponto da diagonal.

A quantidade de perpendiculares de cada imagem é diferente, dependendo do tamanho da diagonal maior. Desta forma, para estabelecer uma única quantidade de perpendiculares para todas as imagens, foi calculado o número de saltos S de pontos na diagonal maior, conforme a quantidade de perpendiculares desejadas. Sendo:

$$S = \text{perp} / A \quad (1)$$

onde S é o número de saltos ao percorrer a diagonal maior para encontrar as perpendiculares, perp é o total de perpendiculares encontradas anteriormente e A representa a quantidade de perpendiculares desejadas. Forma-se um conjunto de amostras de perpendiculares.

Para cada perpendicular do conjunto de amostras é calculado a distância euclidiana das duas retas, considerando o ponto da diagonal até o ponto da borda perpendicular a ele. Então, a característica que representa cada perpendicular é definida pela razão entre a distância menor sobre a maior, obtendo coeficientes entre 0 (zero) e 1 (um). A razão entre as duas retas possibilita representar o quanto assimétrica é a lesão no determinado ponto da diagonal maior, ou seja, quanto mais próximo de 0, mais a área é assimétrica ou no caso contrário, se a razão for mais próxima de 1 a lesão no determinado ponto comparado é mais simétrica.

Desta forma, cada imagem é representada por um vetor de característica com as informações da assimetria, ou seja, por todas as razões das perpendiculares desejadas, possibilitando ao classificador fazer uma análise estatística de todas as razões para analisar as diversas situações, e assim classificá-la.

4.4. Classificação

Nesta etapa utiliza-se o classificador SVM para identificar a assimetria das lesões em umas das duas classes: simétrica ou assimétrica. Essa informação pode ser utilizada pelo dermatologista para auxiliá-lo em seu diagnóstico.

O SVM é uma técnica baseada em aprendizado estatístico, utilizada para o reconhecimento de padrões em imagens [3]. O algoritmo é baseado no aprendizado supervisionado e utiliza a função de Kernel $K(x_i, x_j)$ gaussiana, conforme a Fórmula 2.

$$\exp\left(-\sigma\|x_i - x_j\|^2\right) \quad (2)$$

onde x_i e x_j são dois pontos do espaço de entrada e σ é um parâmetro informado.

Considerando que o SVM é um método binário, o sistema é composto por uma máquina, responsável por

classificar a imagem em simétrica, quando obter resultado +1, ou assimétrica, tendo como resultado -1.

5. Resultados

Na realização dos testes foram utilizadas todas as imagens da base, incluindo as imagens onde a lesão não foi detectada corretamente na etapa de segmentação. Foram consideradas 50% das imagens para treinamento e o restante para os testes, a partir do SVM para a classificação da assimetria das lesões de pele.

Baseando-se na regra de assimetria, foram definidos três vetores de características (V1, V2 e V3). Para compor os vetores de características, foram definidas quantidades diferentes de perpendiculares para serem analisadas em cada imagem.

Desta forma, foi realizada uma variação no termo A referenciado na Fórmula 1, com a quantidade de perpendiculares desejadas, para 10, 20 e 30 amostras. Depois de definida a quantidade de perpendiculares desejadas, foram estabelecidas razões para cada perpendicular, formando o vetor de característica com a referida quantidade de perpendiculares escolhida.

Considerando os três vetores de características, foram realizados três testes para classificar a assimetria das lesões:

- **Teste 1:** utilizou-se o vetor V1, composto por 10 características representando as razões referentes as perpendiculares;
- **Teste 2:** utilizou-se o vetor V2, com 20 características;
- **Teste 3:** utilizou-se o vetor V3, representado por 30 características.

Na Tabela 1 apresentam-se os resultados obtidos com os referidos testes, utilizando os vetores como entrada do classificador SVM. Além da precisão da classificação de modo geral, também são apresentadas as taxas de acerto (TRP) e a taxa de erro (FRP) das classes simétricas e assimétricas.

Tabela 1: Resultados obtidos.

Testes	Simétrica (%)		Assimétrica (%)		Precisão (%)
	TPR	FPR	TRP	FPR	
1	63.77	36.23	73.33	26.67	70.10
2	63.77	36.23	71.11	28.89	68.63
3	84.06	15.94	67.41	32.59	73.04

Considerando os dados da Tabela 1, nota-se que a utilização do vetor com 30 características, aplicado no Teste 3 obteve melhor resultado, com 73.04% de precisão. Apesar da taxa de acerto das lesões simétricas do Teste 3 ser menor que nos Testes 1 e 2, sendo de

67.41%, o vetor com 30 características possibilitou uma melhor classificação das lesões simétricas, com 84.06%.

6. Conclusão e trabalhos futuros

Apresentou-se neste trabalho um método para extração e classificação de assimetria das lesões de pele a partir de imagens, utilizando a máquina de vetor de suporte.

O resultado da classificação mostrou-se promissor na identificação da assimetria das lesões, com 73.04% de precisão, onde obteve 84.06% de taxa de acerto para as lesões simétricas e 67.41% de taxa de acerto para as lesões assimétricas.

Pretende-se realizar mais testes no intuito de melhorar os resultados apresentados. Também se espera extrair as outras características do método ABCD e assim classificá-las, para que suas informações possam ser passadas ao dermatologista, com o objetivo de auxiliá-lo no seu diagnóstico.

7. Agradecimentos

Os autores agradecem a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - CAPES, ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnologia - CNPq e a Fundação para a Ciência e Tecnologia - FCT.

8. Referências

- [1] A. F. Araujo, “Método para extração e caracterização de lesões de pele usando difusão anisotrópica, crescimento de regiões, watersheds e contornos ativos”, Dissertação de Mestrado em Ciência da Computação, UNESP, São José do Rio Preto, 2010.
- [2] C. A. Z. Barcelos, M. Boaventura, E. C. Silva Junior, “A well-balanced flow equation for noise removal and edge detection”, *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 12, n. 7, 2003, pp. 751-763.
- [3] C. J. C. Burges, “A tutorial on support vector machines for pattern recognition”. *Data Mining and Knowledge*, v. 2, 1998, pp. 121-167.
- [4] T. F. Chan, L. A. Vese, “Active contours without edges”, *IEEE Transactions on Image Processing*, v. 10, n. 2, 2001, pp. 266-277.
- [5] L. C. Cucé, C. Festa Neto (Org.) et al, *Manual de dermatologia*, 2 ed., Atheneu, São Paulo, 2001.
- [6] Dermatlas. B. A. Cohen, C. U. Lehmann, Johns Hopkins University – DermAtlas, Disponível em

Dermatology Image Atlas:
<<http://dermatlas.med.jhmi.edu/>> Acesso em: 2012.

[7] Dermis. T. L. Diepgen, G. Yihune et al, *Dermatology Information System – DermlS*, Disponível em Atlas Dermatológico Online:
<<http://www.dermis.net/dermisroot/en/home/index.htm>>. Acesso em: 2012.

[8] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, *Digital image processing*, 2. ed., Prentice Hall, New Jersey, 2002.

[9] HOSPITAL A. C. CAMARGO. Equipe médica, Tudo sobre o câncer. Disponível em:
<<http://www.hcanc.org.br>>. Acesso em: 2012.

[10] I. Maglogiannis, C. N. Doukas, “Overview of advanced computer vision systems for skin lesions characterization”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, v. 13, n. 5, 2009, pp. 721-733.

[11] Ministério da saúde, instituto nacional de câncer, *Estimativa 2012: incidência de câncer no Brasil*. Instituto Nacional de Câncer José Alencar Gomes da Silva, Coordenação Geral de Ações Estratégicas, Coordenação de Prevenção e Vigilância, INCA, Rio de Janeiro, 2011.

[12] M. M. Rahman, P. Bhattacharya, B. C. Desai, “A multiple expert-based melanoma recognition system for dermoscopic images of pigmented skin lesions, BioInformatics and BioEngineering”, 8th *IEEE International Conference*, BIBE, 2008, pp. 1-6.

[13] L. F. C. M. G. Rosado, “Sistema automático para diagnóstico de lesões cutâneas baseado em imagens dermoscópicas”, Dissertação de mestrado em Engenharia Biomédica, Universidade Técnica de Lisboa, Portugal, 2009.

[14] SBD, Sociedade Brasileira de Dermatologia, Doenças de pele. Disponível em:
<<http://www.sbd.org.br>>. Acesso: em 2012.

[15] H. B. Soares, “Análise e classificação de imagens de lesões da pele por atributos de cor, forma e textura utilizando máquina de vetor de suporte”. Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2008.

[16] K. Wolff, R. A. Johnson, D. Surmons *Dermatologia: atlas e texto*, 5 ed. McGraw-Hill Interamericana do Brasil, Rio de Janeiro, 2006.